

Zum Problem der Abbildung eindimensional konzipierter Konstrukte bei entgegengesetzter Itemtempolung

Matschinger, Herbert; Krebs, Dagmar

Veröffentlichungsversion / Published Version
Zeitschriftenartikel / journal article

Zur Verfügung gestellt in Kooperation mit / provided in cooperation with:
GESIS - Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Matschinger, H., & Krebs, D. (1998). Zum Problem der Abbildung eindimensional konzipierter Konstrukte bei entgegengesetzter Itemtempolung. *ZA-Information / Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*, 43, 81-110. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-199815>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Terms of use:

This document is made available under Deposit Licence (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual and limited right to using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All of the copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute or otherwise use the document in public.

By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.

Zum Problem der Abbildung eindimensional konzipierter Konstrukte bei entgegengesetzter Itempolung

von Herbert Matschinger¹ und Dagmar Krebs²

Zusammenfassung

Eindimensional konzipierte Konstrukte werden häufig durch Variablen mit entgegengesetzter Polung operationalisiert. Die durch Hauptkomponentenanalyse festzustellende Struktur besitzt fast immer eine 2. Achse, die durch vorzeichenidentische Ladungen aller Items gekennzeichnet ist, was zu verschiedenartigsten Interpretation Anlaß gibt (z.B. **Inkonsistenzachse**). Es wird gezeigt, daß diese Struktur das Resultat eines ganz bestimmten datenerzeugenden Prozesses (ideal point process) ist, der unter Umständen zu eingipfeligen Itemcharakteristiken (ICC) führt. Dies widerspricht der Voraussetzung von wenigstens monotonen ICC's für die Hauptkomponentenanalyse. Anhand künstlicher Daten und eines empirischen Beispiels („Ausländerfeindlichkeit“) werden die Ergebnisse der Hauptkomponentenanalysen mit denen einer - eingipfeligen ICC's annehmenden - Unfoldinganalyse verglichen. Eine mögliche Interpretation der artifiziellen 2. Achse (quadratische Form der 1. Achse) als **Intensitätsachse** wird diskutiert.

Abstract

Unidimensional constructs are frequently measured by oppositely worded items. Principal component analysis (PCA) yields mostly an artificial 2- dimensional structure which leads to different interpretations (e.g. inconsistency axis), since the second axis exhibits equal signs of the loadings. It can be shown that the very structure results from a particular datagenerating mechanism (ideal point process) which produces single- peaked item characteristic curves (ICC), violating the assumption of at least monotonic characteristics for principal component analysis. By means of artificial data and an empirical example („attitudes towards guest-workers“) we compare the results between PCA and an Unfoldinganalysis. A possible interpretation of the second axis (quadratic form of the first axis) as an indicator for „intensity“ is discussed.

-
- 1 Dr. **Herbert Matschinger** ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Klinik und Poliklinik für Psychiatrie der Universität Leipzig, Johannisallee 20, 04317 Leipzig /e-mail: math@server3.medizin.uni-leipzig.de
 - 2 Dr. **Dagmar Krebs** ist Professorin am Institut für Soziologie der Universität Gießen, Karl-Glöckner-Straße 21E, 35394 Gießen /e-mail: dagmar.krebs@sowi.uni-giessen.de

1 Einleitung und Problemstellung

Mit der vorgelegten Arbeit soll versucht werden, ein Dilemma bei der Interpretation der Dimensionsstruktur eines eindimensional konzipierten Konstruktes näher zu beleuchten und Lösungen dafür anzubieten. Das Dilemma tritt nahezu immer dann auf, wenn zur methodischen Behandlung von Akquieszenz Variablen mit entgegengesetzter Polung (im Hinblick auf das abzubildende Konstrukt) Verwendung finden. Aus der Literatur ist bekannt, daß in solchen Fällen die sparsame Abbildung durch Hauptkomponentenanalyse 2 Dimensionen liefert, die - nach meist orthogonaler Rotation - nur die Polung der Variablen repräsentiert (*Sjöberg* and *Perrson* 1979). Verblüffend für den Forscher ist in einem solchen Fall das Resultat, weil damit "behauptet" wird, daß die durch diese Variablengruppen abgebildeten Teilkonstrukte voneinander unabhängig (unkorreliert) seien. Dies ist um so unverständlicher, als diese Variablengruppen konzeptionell in den allermeisten Fällen nur gegensätzliche Enden **eines und nur eines** theoretisch begründeten Konstruktes bezeichnen sollen. Die empirisch vorgefundene 2-Dimensionalität wird stets als lästiges Artefakt empfunden und oft einfach ignoriert.

Häufig wird vorgeschlagen, keine Rotation durchzuführen, da die unrotierte Lösung anschaulich interpretierbar sei. Die unrotierte Lösung zeichnet sich fast immer dadurch aus, daß die 2. Achse invariant gleiche Vorzeichen der Ladungen aller Items (unabhängig von der Polung) aufweist. Diese Tatsache führt zu der Interpretation, daß die 2. Achse die **Inkonsistenz** (vergl. *Rostampour* 1998) des Antwortverhaltens abbildet, weil vorzeichenidentische Ladungen bei gegensätzlichen Polungen einer anderen inhaltlichen Interpretation nicht unmittelbar zugänglich sind. (Mitunter ist auch die 1. Achse durch gleiche Vorzeichen der Ladungen ausgezeichnet und die 2. Achse bildet das Konstrukt in der gewünschten Weise ab.) Der Verdacht, es hier mit einem Artefakt zu tun zu haben, resultiert aus dem Hinweis, daß bipolar operationalisierte Konstrukte nicht durch Hauptkomponentenanalyse auf ihre sparsame Struktur hin untersucht werden sollten, da es sich dabei um ein inadäquates Modell handelt (*Coombs* and *Smith* 1973; *van Schuur* and *Kiers* 1994; *van Schuur* and *Kruijtbosch* 1995; *Roberts* and *Laughlin* 1996). Schon *Coombs* and *Kao* (1960) weisen darauf hin, daß bei der Analyse von Ähnlichkeitsdaten immer ein zusätzlicher Faktor gefunden wird, der als Artefakt des Projektionsverfahrens gewertet werden muß. Gegensätzliche Itempolung aber erzeugt genau diese (in vielen Fällen unerwünschte) Bipolarität, auch wenn sich diese durch das Konzept selbst nicht begründen läßt; Lösungsmöglichkeiten und Beispiele finden sich bei *van Schuur* (1993, 1997), *Rost* (1996). Die Wahl des Abbildungsmodells sollte sich daher am Datentyp orientieren, der durch die spezifische Operationalisierung eines Konstrukts zustandekommt.

1.1 Das Konstrukt "Ausländerfeindlichkeit"

Um den Gang der Argumentation zu verdeutlichen, werden 11 Items zur Messung von Ausländerfeindlichkeit verwendet werden. Gemessen wurde die Zustimmung zu den Items mittels einer Antwortskala von 1="stimme überhaupt nicht zu" bis 5="stimme voll und ganz zu". Der Wortlaut der Items befindet sich im Anhang. Ausländerfeindlichkeit ist als eindimensionales theoretisches Konstrukt konzipiert, das mittels positiv und negativ formulierter Indikatoren operationalisiert ist, wobei die negativ formulierten Items überwiegen. Die Antwortvorgaben wurden in gleicher Weise, unabhängig von der Polung, eingesetzt. Die Daten stammen aus der Studie "Gießener Meinungen 1996", die als telefonische Befragung bei einer Zufallsstichprobe von n=602 Bewohnern der Stadt Gießen durchgeführt wurde.

1.2 Abbildung durch Hauptkomponentenanalyse

Das oben beschriebene Dilemma der Zweidimensionalität als Ergebnis der Hauptkomponentenanalyse (PCA) kann an dem in Tabelle 1 dargestellten Datenbeispiel beobachtet werden. Wie eingangs beschrieben, bilden die zwei Dimensionen nach der Rotation die Polung der Items ab. Die unrotierte Lösung der PCA zeichnet sich bei entgegengesetzt gepolten Items dadurch aus, daß der 1. Faktor das Konstrukt mit den der Itempolung entsprechenden unterschiedlichen Vorzeichen der Ladungen in der gewünschten Weise abbildet, während auf der 2. Achse die Ladungen aller Items (unabhängig von der Polung) gleiche Vorzeichen haben. Wir beobachten damit auch hier das in der Einleitung beschriebene Phänomen.

Tabelle 1: Hauptkomponentenanalyse der 11 Ausländerfeindlichkeitsitems (siehe Anhang)

	Factor 1	Factor 2	Varimax-rotiert	
Eigenwert	4,8	1,1		
V10A	,67544	,17558	-,363	,596
V10B	,72468	,24538	-,350	,680
V10C	,59407	,43541	-,124	,726
V10D	,50620	,27168	-,175	,547
V10E	,56714	,37857	-,145	,666
V10F	,70557	,26299	-,324	-,191
V32B	-,76713	,32750	,779	-,298
V32C	-,68684	,27458	,685	-,280
V32D	-,75379	,24655	,713	-,347
V32E	-,57357	,37411	,672	-,130

1.3 Problemstellungen

Im folgenden sollen 3 Hauptpunkte behandelt werden:

1. Identifikation des Datentyps bei Variablen mit entgegengesetzter Polung.
2. Identifikation des adäquaten Abbildungsverfahrens.
3. Interpretation der durch verallgemeinerte Hauptkomponentenanalyse (siehe Abschnitt 2.2.1) erzeugten 2-dimensionalen Struktur durch den Vergleich von zwei verschiedenen Abbildungsmodellen.

2 Typen von Daten

Es wird immer wieder darauf hingewiesen, daß im Falle der Annahme von "Effektindikatoren" (*MacCallum* and *Browne* 1993; *Blalock* 1971; *Bollen* 1984; *Hotelling* 1933; *Bollen* and *Lennox* 1991), also der Abhängigkeit der manifesten Variablen von der nicht direkt beobacht- und meßbaren latenten Variable, zwei Typen von Daten vorliegen können: "Dominanzdaten" oder "Ähnlichkeitsdaten" (*Coombs* 1964). In Tabelle 2 sind zwei "perfekte" Datensätze abgebildet, die dem einen oder anderen Modell entsprechen.

Tabelle 2: Beispiele für:

	Dominanzdaten						Ähnlichkeitsdaten					
	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V1	V2	V3	V4	V5	V6
P1	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1
P2	2	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1
P3	2	2	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1
P4	2	2	2	2	1	1	1	1	1	2	2	1
P5	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	2	2

Jede Zeile enthält eine Beobachtung (Person); der Datensatz ist in der üblichen "Rechteckform" dargestellt. Kategorie 2 bedeutet für beide Datensätze die "Zustimmung", Kategorie 1 das Gegenteil. Der in der linken Seite der Tabelle dargestellte Datensatz zeigt ein perfektes "Dreiecksmuster". Die Summe der Zustimmungen ist eine erschöpfende Statistik für die Lage der Respondenten auf **einer** latenten Dimension. Der rechte Teil der Tabelle enthält eine perfekte Parallelogrammstruktur (*Coombs* 1964: Kap. 4). Diese Art von Daten entsteht normalerweise (aber eben nicht nur) bei sogenannten Auswahldaten, wobei aus einer Menge vorgegebener Stimuli eine - kleinere - Menge ausgewählt ("präferiert") werden soll ("wähle 2 aus 6"). Hier ist die Summe der "Lösungen" (Kategorie 2) **keine** erschöpfende Statistik für die Lage des Respondenten auf der latenten Dimension. Selbstverständlich kommen sowohl die Beobachtungen wie auch die Stimuli in einem natürlichen Datensatz nicht in der hier dargestellten idealtypischen Reihenfolge vor und es wird unter anderem zu zeigen sein, wie die "ideale" Reihenfolge in einem realen Datensatz durch Permutation von Zeilen und Spalten hergestellt werden kann.

2.1 Typen von Verknüpfungen

Bei Dominanzdaten sind die manifesten Variablen mit der latenten Größe wenigstens monoton verknüpft und in den meisten Fällen wird diese Beziehung durch einen einzigen Parameter beschreibbar. Bei Ähnlichkeitsdaten wird dagegen die Lage von Respondenten und Variablen auf einer latenten Präferenzordnung abgebildet, so daß die Antwortwahrscheinlichkeit durch die Ähnlichkeit zwischen den Positionen der Items und der Person auf der latenten Präferenzordnung bestimmt ist. In diesem Fall sind die ICC's (Item-characteristic-curves = Wahrscheinlichkeitsbeziehung zwischen Antwortverhalten und Ausprägung der latenten Variable) eingipfelig. Schon sehr früh ist auf diese unterschiedlichen Antwortprozesse hingewiesen worden, wobei vor allem die Messung von Einstellungen im Vordergrund stand (*Thurstone* 1928, 1931). Es wird häufig angenommen, daß Einstellungsmessung zu Vergleichsprozessen und damit zu Ähnlichkeitsdaten führt. Formal läßt sich der Unterschied zwischen den beiden Modellen darstellen als (*van Schuur* and *Kiers* 1994, S. 98).

Faktoranalytisches Modell:

$$z_{is} = \sum_{j=1}^r b_{ij} \theta_{sj} + \zeta_{is}$$

versus

Unfoldingmodell:

$$z_{is} = \sum_{j=1}^r |\theta_{sj} - \delta_{ij}|^2 + \zeta_{is}$$

wobei: r = Anzahl der Dimensionen

 s = Beobachtung

 i = Variable

 j = Dimension

z_{is} = Wert einer Beobachtung s auf einem Indikator i

θ_{sj} = Wert einer Beobachtung s auf einer latenten Dimension j

b_{ij} = Ladung eines Indikators i auf der latenten Dimension j

δ_{ij} = Wert eines Indikators i auf der latenten Dimension j

ζ_{is} = Wert einer itemspezifischen Reaktion einer Person s auf einen spezifischen Indikator i (ohne Berücksichtigung der latenten Dimension j)

Man sieht, daß im faktorenanalytischen Modell die Lage der Indikatoren (δ_{ij}) auf den latenten Continua **nicht** expliziter Bestandteil des Modells ist. Dies ist auch nicht notwendig, weil die Linearkombination $\sum b_{ij} \theta_{sj}$ den modellhaft vorausgesetzten, monotonen Zusammenhang zwischen den Variablen und den latenten Dimensionen beschreibt. Bei Ähnlichkeitsdaten gilt jedoch, daß ein Item immer nur im Vergleich zur Position anderer Items und zur Position der (urteilenden) Person auf der latenten Präferenzordnung positio-

niert werden kann. Deshalb sind im Unfolding Modell die Positionen der Indikatoren auf der latenten Dimension δ_{ij} expliziter Bestandteil des Modells, so daß der (das Antwortverhalten leitende) Abstand zwischen Person und Item ermittelt werden kann. Insofern hat auch die Größe z_{is} im Hinblick auf den Vergleich von Beobachtungen auf der latenten Dimension in den beiden Modellen eine unterschiedliche Bedeutung.

Ein weiterer wichtiger Unterschied zwischen dem faktorenanalytischen Modell und dem Unfolding Modell besteht darin, daß die beiden Modelle unterschiedliche Annahmen über Größe und Vorzeichen der Itemkorrelationen machen. Im faktorenanalytischen Modell (Dominanzdaten) sollen die Korrelationen hoch und (bei identischer Polung) positiv sein. Im Unfolding-Modell (Ähnlichkeitsdaten) sind nur jene Stimuli hoch korreliert, die an ähnlichen Stellen der latenten Dimension liegen. Je weiter die Stimuli voneinander entfernt sind, desto kleiner werden die Korrelationen, bis sie schließlich mit umgekehrten Vorzeichen wieder absolut größer werden. Diese Tatsache ist im Zusammenhang mit den Diagnosekriterien für das Vorliegen einer Unfolding-Skala von Bedeutung.

Ein Verfahren zur dimensionalen Abbildung von Ähnlichkeitsdaten ist das Unfolding Modell, welches immer dann eingesetzt werden sollte, wenn die Daten aus einem "ideal point process" (*Roberts* and *Laughlin* 1996) stammen. Die Rekonstruktion von Präferenzordnungen aus dem beobachteten Material erfolgt immer aus der Relation von Variablen und Befragten auf einer (**gemeinsam gültigen**) Dimension. Sind die Positionen von Befragten und Items bekannt, so ergibt sich die für einen Befragten empirisch feststellbare Rangordnung durch Faltung der Dimension an eben diesem Punkt (siehe z.B. das Titelbild von *Post* 1992). Ziel der Analyse ist es, durch "Entfaltung" (**Unfolding**) der empirischen Ordnungen die gemeinsam gültige Anordnung ("joint- scale") zu rekonstruieren.

2.2 Methoden der sparsamen Abbildung (Projektion)

Im Zentrum des Interesses steht der Vergleich von Ergebnissen der sparsamen Abbildung unter der einen oder anderen Verknüpfungsannahme. Im folgenden sollen 2 Zugänge kurz beschrieben werden, wobei der Einfachheit halber immer von dichotomen (oder dichotomisierten) Daten ausgegangen wird. Dies ermöglicht eine übersichtlichere Darstellung der Ergebnisse in Scatterplots, da nur relativ wenige Datenpunkte betrachtet werden müssen.

2.2.1 Homogenitätsanalyse (Multiple Korrespondenzanalyse)

Die Problematik der niedrigdimensionalen Projektion soll zunächst an künstlichen Datensätzen und später am Konstrukt "Ausländerfeindlichkeit" erläutert werden. Als Projektionsverfahren wird - unter der (möglicherweise inadäquaten) Annahme monotoner ICC's - die sogenannte Homogenitätsanalyse (*Heiser* and *Meulmann* 1994; *Greenacre* 1984) ver-

wendet werden (siehe auch *Nishisato* 1980, 1994, 1996; *Gifi* 1990; *van de Geer* 1993a, 1993b). Das Verfahren ist weit häufiger unter der Bezeichnung "multiple Korrespondenzanalyse" bekannt. *Cliff, Collins, Zarkin, Gallipeau, and McCormick* (1988) stellten ein Ordnungsverfahren dar, mit dem die "ideale" Ordnung der Zeilen gefunden werden kann. Der dort (*Cliff et. al.* :87) dargestellte Algorithmus zeigt sich als Variation der "method of reciprocal averages" (*Hill* 1973; *Horst* 1935; *Richardson* and *Kuder* 1933), wobei beide Datentypen "geordnet" werden können. Das Verfahren von *Cliff* unterscheidet sich in einigen Punkten von dem im folgenden verwendeten und soll hier nicht näher behandelt werden. Die Homogenitätsanalyse ist als eine spezifische Form der Hauptkomponentenanalyse zu betrachten, wobei Personen und Items (hier Kategorien der Items) im gleichen, möglichst sparsamen Raum abgebildet werden. Das Kriterium für die Bedeutsamkeit der Achsen dieses Raumes ist auch hier der entsprechende Eigenwert, nur wird nicht ein Eigenwert von 1, sondern ein Eigenwert von $1/k$ (k = Zahl der Items) als untere Grenze für die Bedeutsamkeit angenommen. Das genannte Verfahren liefert sogenannte optimale Quantifizierungen für die Kategorien und optimale Scores für die Respondenten (Zeilen der Datenmatrix). Dabei sind die Kategorienquantifikationen optimal im Sinne der Homogenität: Kategorien, die Ähnliches bezeichnen, stehen an ähnlichen Stellen des Raumes. Die Scores der Respondenten sind optimal im Sinne der Diskriminierungsfähigkeit der Achse zwischen den Beobachtungen (vgl. *Gifi* 1990).

Wie bei der "metrischen" Hauptkomponentenanalyse wird eine lineare Verlustfunktion minimiert. Für die eindimensionale Abbildung gilt:

$$L(\mathbf{x};\varphi) = m^{-1} \sum_j (\mathbf{x} - \varphi_j(\mathbf{h}_j))'(\mathbf{x} - \varphi_j(\mathbf{h}_j))$$

Dabei ist \mathbf{x} die zunächst unbekannte Hauptkomponente und $\varphi(\mathbf{h})$ eine zu wählende Transformation der Datenmatrix \mathbf{h} . m ist die Zahl der Variablen (also der unabhängigen Spalten) der Indikatormatrix.

Es sei weiterhin :

$$\varphi(\mathbf{h}) = \mathbf{G}_j \mathbf{y}_j$$

wobei \mathbf{G}_j die Indikatormatrix für eine Variable j ist. Dies enthält so viele Spalten wie die Variable Kategorien und in jeder Zeile eine 1 genau dann, wenn die entsprechende Kategorie von einem Respondenten genannt wurde. Alle anderen Spalten sind in dieser Zeile gleich 0. Die horizontal aneinandergereihten \mathbf{G}_j ergeben die Superindikatormatrix \mathbf{G} , deren Zeilensummen **immer** gleich k sind (k = Zahl der Variablen). Die Spaltensummen entsprechen den Häufigkeiten der Variablenkategorien in der beobachteten Stichprobe. Diese Art der Codierung wird auch "complete Coding" genannt (*Gifi* 1990, S. 140ff), weil nicht das

Auftreten, sondern auch das Nichtauftreten einer Kategorie kodiert wird. Dies hat Folgen für die sparsame Abbildung, von denen in Abschnitt 2.3.2 und 3.3 konkret die Rede sein wird. Es sei weiterhin \mathbf{y}_j eine Gewichtungsmatrix, welche die zunächst unbekannten und optimalen Quantifizierungen der arbiträr codierten Kategorien enthält. Die Homogenitätsanalyse minimiert also die folgende Verlustfunktion:

$$L(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = m^{-1} \sum_j (\mathbf{x} - \mathbf{G}_j \mathbf{y}_j)' (\mathbf{x} - \mathbf{G}_j \mathbf{y}_j)$$

Es sei weiter $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{G}_j' \mathbf{G}_j)$ die diagonale Supermatrix der univariaten Randsummen und $\mathbf{C} = \mathbf{G}_j' \mathbf{G}_j$ die Matrix aller bivariaten Assoziationen. Für den normalerweise betrachteten mehrdimensionalen Fall geschieht die Berechnung von \mathbf{X} und \mathbf{Y} durch *singular value decomposition* (**Eckart** and **Young** 1936; vergl. auch **Bekker** and **De Leeuw** 1988) oder durch "Alternating least square".

Die Zeilen (\mathbf{X})- und Spaltenscores (\mathbf{Y}) stehen dabei in einer eindeutigen Beziehung:

1. Die Quantifikation einer Variablenkategorie ist der Mittelwert aller Personenscores jener Respondenten, die diese Kategorie gewählt haben.
2. Die Quantifikation einer Zeile der Datenmatrix (also eines Befragten), multipliziert mit dem Eigenwert der Achse, ist der Durchschnitt der Quantifikationen jener Kategorien, die von diesem Befragten genannt wurden.

Das Problem der artifiziellen Mehrdimensionalität stellt sich hier genauso wie bei der metrischen PCA. Die folgenden empirischen Analysen werden sich vor allem auf die graphischen Darstellungen sowohl der optimalen Kategorienquantifikationen (\mathbf{Y}) wie auch der Beobachtungsscores (\mathbf{X}) - auch "objectscores" genannt - stützen.

2.2.2 Multiples unidimensionales Unfolding

Zur Analyse von Unfoldingskalen existieren parametrische (siehe z.B. **Hoijtink** 1991; **Hoijtink** and **Molenaar** 1994) wie auch nichtparametrische Ansätze. Zur Bestimmung einer joint-scale bedienen wir uns des multiple unidimensionalen Unfoldingmodells (**van Schuur** 1993). Die Prozedur gründet auf der Tatsache, daß - wenn die Menge der Items tatsächlich dem Unfoldingmodell genügt - für jedes auf der Dimension angeordnete Triple von Items ein bestimmtes Antwortmuster nicht existieren darf. Ist eine Anordnung der Items A B und C in eben dieser Reihenfolge gegeben, so wird ein Antwortmuster der Form "A(Zustimmung) B(Ablehnung) C(Zustimmung)" als **Fehler** deklariert. Natürlich ist die Interpretation als Fehler nur möglich, wenn eine für alle Respondenten gemeinsame Präferenzordnung existiert und daher auch ordinale Urteile der Letzteren anzunehmen sind (**van Schuur** and **Kiers** 1994, S. 104). Im Gegensatz zu anderen Unfoldingmodellen wird hier

nicht vorausgesetzt, daß die Befragten bezüglich des genauen Ortes der Items auf dem Präferenzkontinuum übereinstimmen; gefordert ist lediglich Übereinstimmung bezüglich der Anordnung. Das Verfahren mit dem diese J-Skala gefunden wird, heißt "Seriation" oder "Ordination" (*van Schuur* and *Post* 1990, S. 4).

Für eine Menge von p Items, die einer J-Skala genügt, wird für jedes der $p(p-1)(p-2)/6$ geordneten Triple die Häufigkeit der Fehler O bestimmt und mit den unter der Bedingung der statistischen Unabhängigkeit zu erwartenden Häufigkeit E verglichen. *Loevinger's* H als Maß der Homogenität $H=(1-O)/E$ dient zur Beurteilung des Ergebnisses. Sind die Items vollständig unabhängig, ist H gleich 0. Hat man es mit einer perfekten Unfoldingskala zu tun, so ist der Wert gleich 1. H sollte weder für die Gesamtskala noch für ein Einzelitem den Wert von 0.30 unterschreiten. Wenigstens 3 weitere Matrizen sind zur Beurteilung der Gültigkeit wie auch der Güte der Skala von Bedeutung:

1. **Dominanzmatrix:** Diese quadratische, aber nicht symmetrische Matrix enthält die Anteile jener Befragten, die den Stimulus i , aber **nicht** den Stimulus j gewählt haben. Die Diagonale ist mit 0 besetzt, weil die Stimuli (Kategorien) "Zustimmung" und "Ablehnung" bei einem Item nicht gleichzeitig gewählt werden können. In der Dominanzmatrix sind die Items nach ihrer Position auf der joint-scale von Personen und Items geordnet. Von der Diagonalen aus nimmt die Ähnlichkeit in beiden Richtungen ab, d.h. daß der Anteil der Antworten, die Item i zustimmen und gleichzeitig Item j ablehnen, größer werden muß weil die Unähnlichkeit der Items mit zunehmender Entfernung von der Diagonalen zunimmt. Nimmt die Unähnlichkeit zu, sinkt die Wahrscheinlichkeit einer gleichzeitigen zustimmenden Antwort auf Item i und Item j . Gilt die Unfoldingskala, so müssen die Prozentwerte in jeder Zeile von der Diagonale aus nach links und rechts monoton größer werden.
2. **Adjacencymatrix:** Diese untere Dreiecksmatrix enthält den Anteil der Befragten, die **sowohl** den Stimulus i als auch den Stimulus j gewählt haben. Die Items sind nach ihrer Ähnlichkeit geordnet. Da in der Diagonalen die größte Ähnlichkeit besteht, soll - bei Geltung des Modells - der Anteil der gleichzeitigen Zustimmung zu Item i und Item j in Richtung zunehmender Nähe (von links auf die Diagonale hin) größer werden. Gleichzeitig soll natürlich der Anteil der gleichzeitigen Zustimmung zu Item i und Item j in Richtung abnehmender Nähe (vom Item i spaltenweise nach unten=zunehmender Abstand) geringer werden.
3. **Bedingte Adjacencymatrix:** In jeder Zelle dieser Diagnosematrix steht für jeden gewählten Spaltenstimulus j der Anteil der Befragten, die den Zeilenstimulus i gewählt haben. Die Zeilenanordnung repräsentiert grob die "trace-line" der ICC des entsprechenden Items und trägt daher zur Entscheidung zwischen kumulativen und Ähnlichkeitsdaten bei (*van Schuur* and *Post*. 1990 : Kap. 8). Diese Matrix ist das wichtigste Diagnosekriterium für das Vorliegen einer Unfoldingskala.

2.3 Darstellung des Problems an künstlichen Daten

Im ersten Schritt soll der Vergleich der oben eingeführten Abbildungsverfahren mit künstlichen Daten durchgeführt werden. Dabei werden stets dichotome Daten (Zustimmung/Ablehnung) verwendet. Wenn die Homogenitätsanalyse imstande ist, die implizite Struktur aufzudecken, so sollte nach Sortierung der Zeilen (oder Spalten) nach den Scores für die 1. Achse die Ähnlichkeitsstruktur richtig geordnet hervortreten. Alle Antwortmuster sind dann - mit Rücksicht auf ihre Ähnlichkeit - auf einer Dimension angeordnet, wobei hier der Begriff der Ähnlichkeit als Begriff der Entfernung auf **einer** Präferenzordnung verstanden werden kann; ob diese Ordnung auch als **Rangordnung** verstanden werden kann, muß im konkreten Fall entschieden werden. Die zur "Entfaltung" des 2. künstlichen Datenbeispiels und auch des empirischen Beispiels "Ausländerfeindlichkeit" verwendete Methode wurde schon in Punkt 2.2.2 näher erläutert. Die Analysen wurden mit dem Programm **MUDFOLD 2.0** (*van Schuur* and *Post* 1990) bzw. mit dem Modul "**Categories**" (Prozedur **HOMALS**) von SPSS (6.1.2) durchgeführt. Die Abbildungen wurden mit STATA 5.0 und S-PLUS 3.3 erzeugt.

2.3.1 Problem "wähle 5 aus 10"

In diesem Beispiel soll schon berücksichtigt werden, daß die spezifische Form der Daten durch die gegensätzliche Polung der Variablen entsteht. Von 10 Items seien fünf in die eine und fünf in die andere Richtung gepolt (In Tab. 3 "positiv" bzw. "negativ" genannt). Die Daten formen eine eindeutige Parallelogrammstruktur, was aus dem ersten Teil der Tabelle 3 nicht sofort ersichtlich ist, weil sich die Antwortmuster nicht in der "richtigen" Reihenfolge befinden. Hier soll noch einmal darauf hingewiesen werden, daß die Summe der Präferenzen **keine** Statistik für die Lage der Respondenten darstellt: diese ist für jede Person genau 5, diskriminiert also nicht zwischen den Beobachtungen. Beispielfhaft sei angenommen, daß sich die Variablen schon in der "richtigen", d.h. der J-Skala genügenden, Ordnung befinden, was in einem empirischen Datensatz (wie weiter unten dargestellt) selbstverständlich nicht der Fall ist. Bis auf 2 Respondenten zeigen alle Zeilen Zustimmungen sowohl zu positiv wie auch zu negativ gepolten Stimuli und man kann sich die Frage stellen, ob es sich dabei um Inkonsistenz des Antwortverhaltens oder um eine größere "Toleranzbreite" bei der Beurteilung der Stimuli handelt. Dies muß im empirischen Beispiel weiter unten Gegenstand ausführlicher Überlegungen sein.

Der Plot in 2 Dimensionen (Abb. 1) zeigt einen "horse-shoe" (*Heiser* 1985; *van Rijkevorsel* 1987; *Hill* 1974). Daraus läßt sich ableiten, daß die Variablen eine und nur eine Dimension indizieren: Die 2. Achse ist die quadratische Form, die hier nicht dargestellte 3. Achse die kubische Form der 1. Achse, usw. Die "Hufeisenform" stellt die Kombination einer

linearen und einer quadratischen Transformation der gleichen Zahlenreihe dar; also der convexen (oder concaven) Funktion:

$$f(y) = (Ay - B)^2$$

Tabelle 3: Projektion des Problems "wähle 5 aus 10"

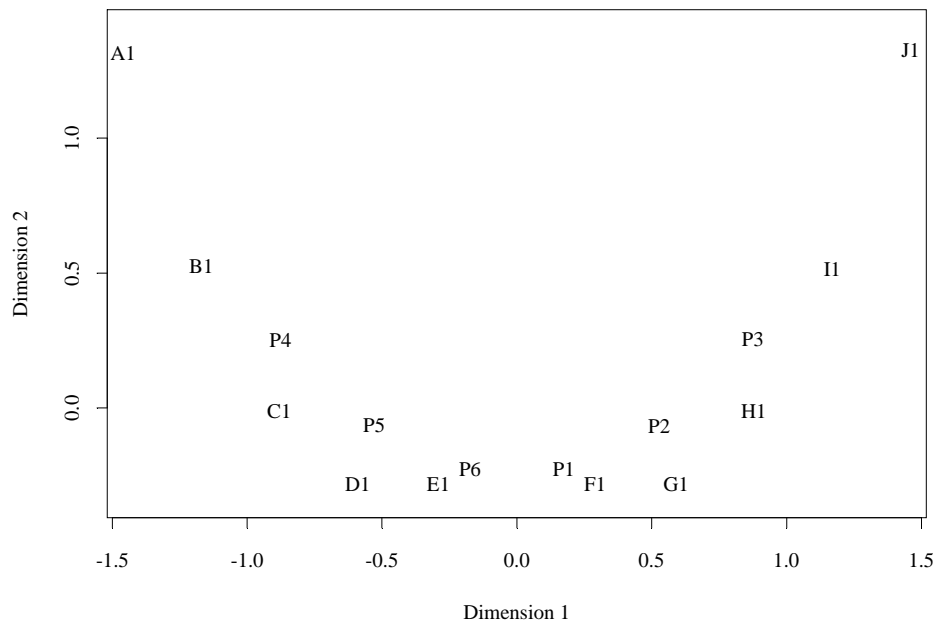
Originaldatensatz (Code 2 = Zustimmung)										ID
positiv					negativ					
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
1	1	1	2	2	2	2	2	1	1	,293 -1,073 P1
1	1	1	1	2	2	2	2	2	1	,878 -,274 P2
1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	1,464 1,341 P3
2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	-1,464 1,331 P4
1	2	2	2	2	2	1	1	1	1	-,878 -,260 P5
1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	-,293 -1,065 P6

Durch Homals sortierter Datensatz (identische Codierung)										ID
positiv					negativ					
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	-1,464 1,331 P4
1	2	2	2	2	2	1	1	1	1	-,878 -,260 P5
1	1	2	2	2	2	2	1	1	1	-,293 -1,065 P6
1	1	1	2	2	2	2	2	1	1	,293 -1,073 P1
1	1	1	1	2	2	2	2	2	1	,878 -,274 P2
1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	1,464 1,341 P3

"Fehlerfrei" kann die Ordnung der Personen (P4, P5, P6, P1, P2, P3) an der Parabel im 2-dimensionalen Raum abgelesen werden (Abb. 1). Die Präferenzordnung der Items für jede Beobachtung kann durch Projektion der Itemkategorie 1 (gewählt) auf den Beobachtungsvektor gefunden werden (*Davison* 1977). Die "Personen" (Zeilen der Datenmatrix) kommen immer zwischen den Kategorien 1 (Stimuluspräferenz) der gewählten Items zu liegen. Genau das ist aus Abb. 1 anschaulich zu entnehmen. Aus Platzgründen kann hier das Problem der Rekonstruktion von Ordnungsabhängigkeiten nicht näher erläutert werden. Hierzu wird auf *Schriever* (1983, 1985) verwiesen.

Heiser (1981) und *Cliff et al.* (1988) zeigte, daß durch Homogenitätsanalyse die oben dargestellte Parallelogrammstruktur abgebildet werden kann (vgl. auch *van Rijckevorsel* 1987, S. 72f). Eine einleuchtende Interpretation liefert die Beziehung zwischen dem Vektormodell von *Tucker* (*Tucker and Messick* 1963) und dem Unfoldingmodell (*Coombs* 1975). *Van Schuur* (1994, S. 100f) faßt zusammen:

"An efficient set of items can be represented along an arc that is interpretable as an unidimensional subspace in the two-dimensional representation. The point, at which the preference vector intersects the arc can be interpreted as the persons ideal point on the arc, and his or her preference can be specified by unfolding the arc at the ideal point. The unidimensional unfolding representation of a set of items is therefor equivalent to the two-dimensional vector representation of that (efficient) set of items."

Abbildung 1: Gemeinsame Abbildung von Personen und Variablen aus Tabelle 3

Von Bedeutung für das hier behandelte Problem ist die Tatsache, daß die Projektion von Zeilen und Spalten der Datenmatrix von den entsprechenden Randsummen abhängt und damit auch von der Zahl der Zustimmungen eines Befragten. Bis auf Spezialfälle wie in Tabelle 3 (wobei die Zahl k beliebig sein kann, aber für alle Befragten in gleicher Weise gültig zu sein hat) bedingen sich diese Häufigkeiten in gewisser Weise: Befragte mit relativ vielen Zustimmungen "überlappen" sich auf der Dimension und erzeugen durch ihr Antwortverhalten größere Zustimmungssummen für die entsprechenden Items. Es wird weiter unten gezeigt werden, daß genau die Häufigkeit auf einer der artifiziellen Achsen ablesbar ist.

2.3.2 Problem "wähle k aus 10"

In den allermeisten Fällen wird aber das Konstrukt ohne die obengenannte strenge Auswahlvorschrift operationalisiert. Die Zahl der Zustimmungen ist dem Respondenten ins Belieben gestellt. Dadurch erhalten wir allerdings unterschiedliche Zustimmungshäufigkeiten für die Befragten, womit die Frage nach der Bedeutung dieser Größe relevant wird. Wie oben dargestellt ist diese Summe (auch wenn alle Items gleichsinnig gepolt werden) nicht notwendig eine Statistik für den Ort der Befragten auf der Dimension. Wir wollen zeigen, wie dichotome Daten dieses Typs sowohl durch Homogenitätsanalyse wie auch durch Unfoldinganalyse auf ihre Struktur hin untersucht werden können. Tabelle 4 zeigt einen weiteren künstlichen Datensatz, in dem sich die "Befragten" durch unterschiedlich viele Zustimmungen auszeichnen.

Tabelle 4: Projektion des Problems "wähle k aus 10"

	positiv					negativ					Score1	Score2	Summe der Zustimm.
	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10			
P1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	,835	-,001	1
P2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1,099	,621	2
P3	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	,483	1,942	3
P4	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	-,780	1,506	4
P5	1	1	1	2	2	2	2	2	1	1	-1,618	,019	5
P6	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1	-1,374	-,620	4
P7	1	1	1	1	1	2	2	2	1	1	-,894	-,787	3
P8	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1	,357	-1,069	2
P9	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1,066	-1,064	2
P10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	,828	-,546	1

Gleichzeitig wird angenommen, daß die Respondenten an den extremen Enden einer Präferenzordnung "präziser" antworten, d.h. ihre Lage auf der für Items und Personen gemeinsamen Skala durch weniger Zustimmungen determiniert ist für Personen, die sich in der Mitte dieser Dimension befinden und daher eine eher neutrale Haltung einnehmen. Hier wird die Häufigkeit der Zustimmungen (unabhängig von der Polung) wieder zu einem substantiell bedeutsamen Indikator, von dem weiter unten ausführlich die Rede sein wird, weil sich in diesem Zusammenhang nicht die Interpretation als "Intensität", sondern auch die einer "Inkonsistenzachse" (*Rostampour* 1998) anbietet.

2.3.2.1 Homogenitätsanalyse des Problems "wähle k aus 10"

Die Reduktion auf 2 Dimensionen zeigt ein zunächst verwirrendes Ergebnis (Abb.2). Die Projektion auf die Achsen entspricht nicht der erwarteten Reihenfolge sowohl der Items wie auch der "Befragten". Betrachtet man allerdings die Anordnung im Hinblick auf beide Achsen, so ist die bekannte Ordnung unschwer zu erkennen: sowohl die Itemkategorien wie auch die "Befragten" sind auf einem Kreis angeordnet. Man benötigt offenbar 2 Koordinaten zur Repräsentation der (hier schon bekannten) Ordnung. Betrachtet man die Projektion auf die 2. Achse im rechten Teil von Abb. 3, so sind - bis auf 1,2 und 10 - alle Beobachtungen in der erwarteten Reihenfolge angeordnet. Gerade die "extremen" Beobachtungen werden eher im Zentrum abgebildet. Dieses Problem wird daher zu einem der wesentlichen Punkte für den Vergleich der beiden Abbildungsverfahren. Abgesehen von den Extrempunkten ist die zur Debatte stehende Dimension auf der 2. Achse abgebildet und es stellt sich die Frage nach der Bedeutung der 1. Achse. Vergleicht man die "Eigenschaften" sowohl der Zeilen wie auch der Spalten ("Variablen"), die an ähnlichen Stellen der Projektion auf die 1. Achse liegen, so findet man die Häufigkeit der Zustimmungen (Kode 2) als hier einziges Kriterium der Ähnlichkeit.

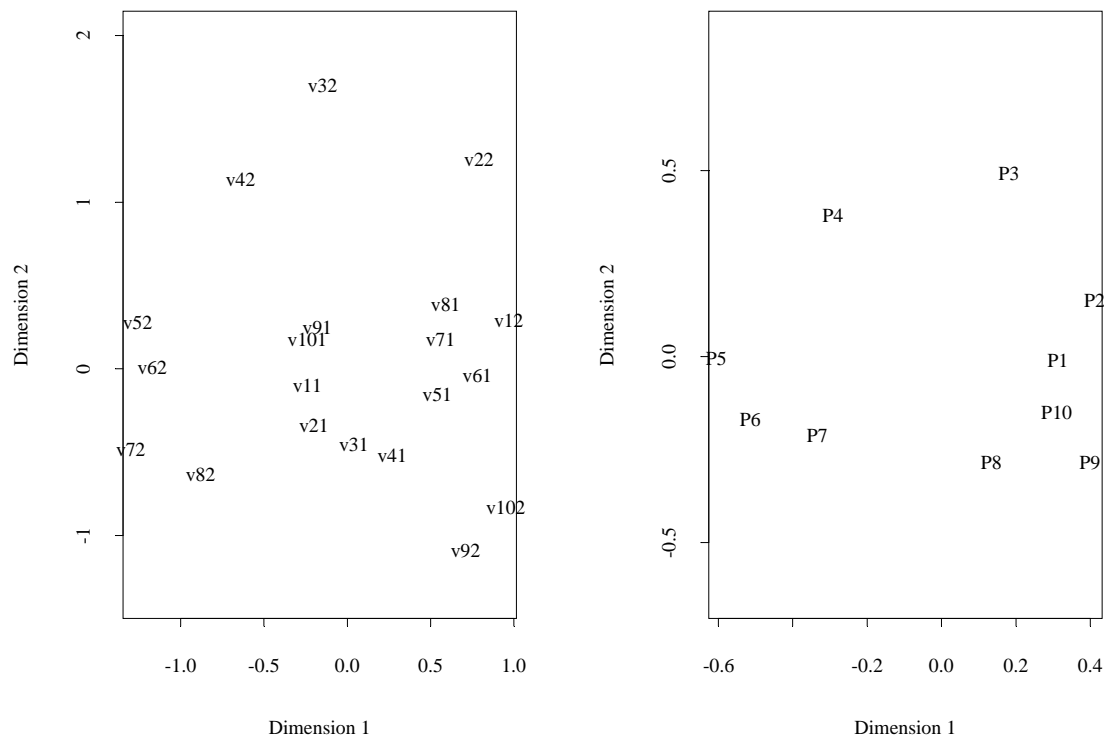
Abbildung 2: Quantifikation von Zeilen und Spalten der Daten aus Tabelle 4³

Abb. 3 zeigt diesen (geradezu linearen!) Zusammenhang ganz deutlich. Der Zusammenhang zwischen der 1. Achse und der Summe an Zustimmungen (unabhängig von der Item-polung) ist systematisch zu beobachten.

2.3.2.2 Unfoldinganalyse des Problems "wähle k aus 10"

Die Ergebnisse des multiplen unidimensionalen Unfolding der Daten aus Tab. 4 zeigen, daß diese als perfekte Unfoldingskala anzusehen sind. Die Diagnosekriterien in Tab. 5 bestätigen diesen Sachverhalt unabhängig vom perfekten Gesamt-H (1.0) (Zur Interpretation der Diagnosematrizen siehe 2.2.2). Sowohl Beobachtungen, wie auch die 10 "Variablen" sind in der durch die Konstruktion des Datensatzes vorbestimmten Reihenfolge geordnet und es interessiert der Zusammenhang zwischen den Achsen der Homogenitätsanalyse und der Ordnung der Beobachtungen auf der Unfoldingskala. Dabei steht der schon festgestellte Zusammenhang zwischen einer der Achsen (hier der 1.) und der Zahl der Zustimmungen im Vordergrund. Es ist zu berücksichtigen, daß diese Summe keine Statistik für

3 Die Variablen sind mit 1= Ablehnung 2=Zustimmung kodiert

die Präferenz und damit die Position auf einer J-Skala ist. Gerade im vorliegenden Beispiel sind die Extrempositionen durch die gleiche Zahl an Zustimmungen (nämlich eine, bzw. zwei) ausgezeichnet.

Abbildung 3: 1. Achse (Score 1) und Zahl der Zustimmungen aus Tabelle 4⁴

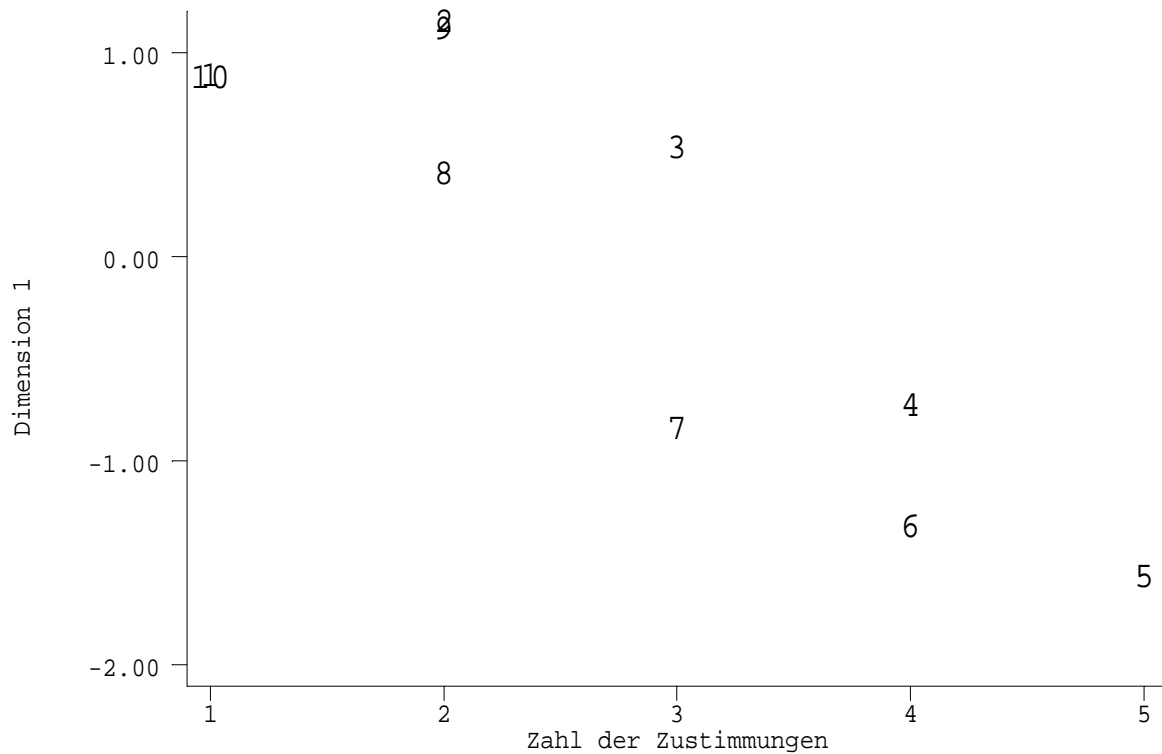


Tabelle 5: Unfolding des Problems “wähle k aus 10“

DOMINANCE MATRIX 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A) VAR1	-	10	20	20	20	20	20	20	20	20	A
B) VAR2	10	-	10	10	20	20	20	20	20	20	B
C) VAR3	20	10	-	0	10	10	20	20	20	20	C
D) VAR4	30	20	10	-	10	10	20	20	30	30	D
E) VAR5	30	30	20	10	-	0	10	10	30	30	E
F) VAR6	40	40	30	20	10	-	10	10	40	40	F
G) VAR7	30	30	30	20	10	0	-	0	30	30	G
H) VAR8	40	40	40	30	20	10	10	-	30	40	H
I) VAR9	20	20	20	20	20	20	20	10	-	10	I
J) VAR10	20	20	20	20	20	20	20	20	10	-	J
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	

⁴ Identifikationszeichen = Zeilennummer

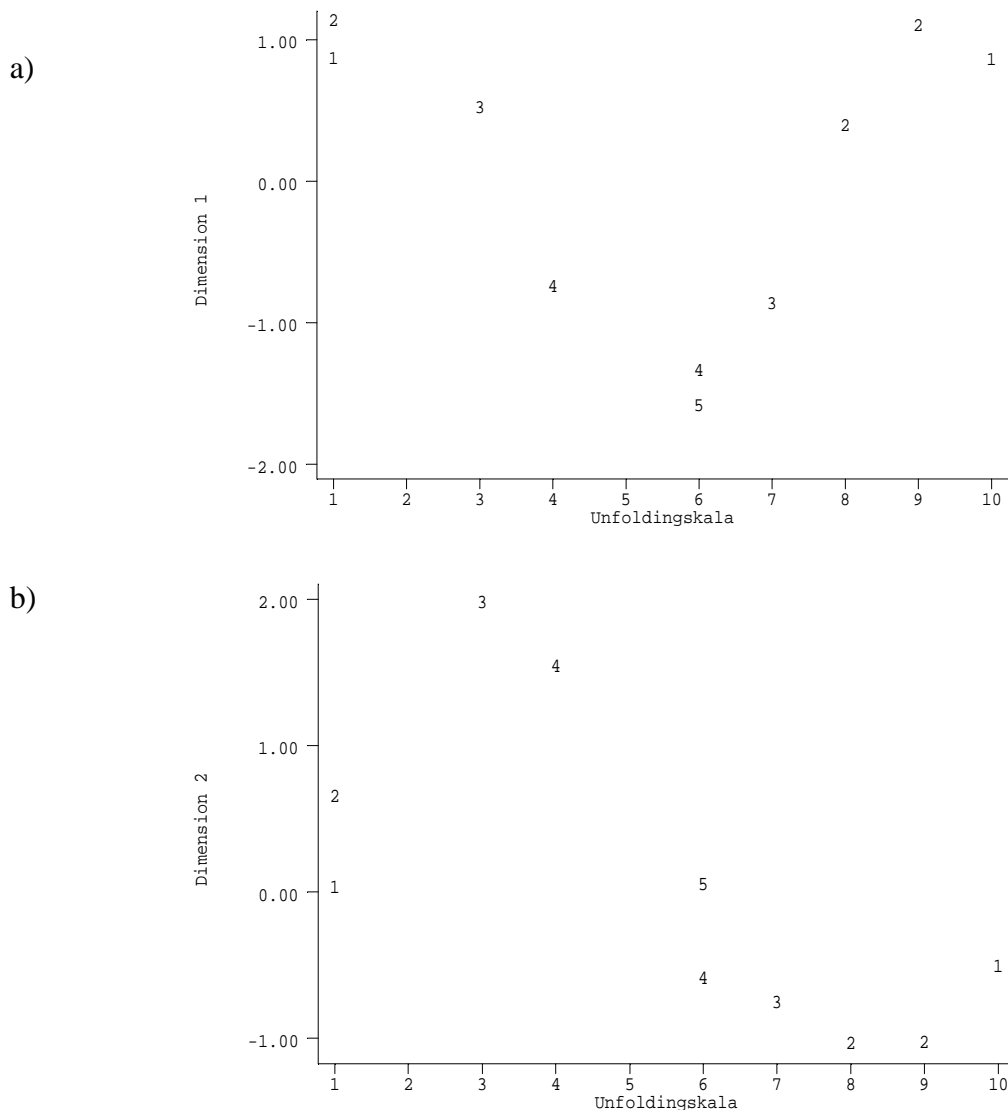
A D J A C E N C Y M A T R I X 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A) VAR1	-										A
B) VAR2	10	-									B
C) VAR3	0	10	-								C
D) VAR4	0	10	20	-							D
E) VAR5	0	0	10	20	-						E
F) VAR6	0	0	10	20	30	-					F
G) VAR7	0	0	0	10	20	30	-				G
H) VAR8	0	0	0	10	20	30	30	-			H
I) VAR9	0	0	0	0	0	0	0	10	-		I
J) VAR10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	-	J
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	

CONDITIONAL ADJACENCY MATRIX 1

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
A) VAR1	-	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	A
B) VAR2	0.50	-	0.50	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	B
C) VAR3	0.00	0.50	-	0.67	0.33	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	C
D) VAR4	0.00	0.50	1.00	-	0.67	0.50	0.33	0.25	0.00	0.00	D
E) VAR5	0.00	0.00	0.50	0.67	-	0.75	0.67	0.50	0.00	0.00	E
F) VAR6	0.00	0.00	0.50	0.67	1.00	-	1.00	0.75	0.00	0.00	F
G) VAR7	0.00	0.00	0.00	0.33	0.67	0.75	-	0.75	0.00	0.00	G
H) VAR8	0.00	0.00	0.00	0.33	0.67	0.75	1.00	-	0.50	0.00	H
I) VAR9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	-	0.50	I
J) VAR10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	-	J
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	

Die Abb. 4 zeigt, daß nur zwischen der 2. Achse und der Unfoldingskala ein nennenswerter (negativer) Zusammenhang besteht. Die monotone Beziehung gilt allerdings nicht für die Extrempositionen der Präferenzordnung, die an ähnlichen Stellen - und zwar eher im Neutralpunkt - der 2. Achse zu liegen kommen. Dies gibt Anlaß zur Vermutung, daß gerade die Extrempositionen der Präferenzordnung durch das Modell für Dominanzdaten inadäquat abgebildet werden. Dieses Phänomen wird uns bei der Analyse des Konstrukts "Ausländerfeindlichkeit" wiederbegegnen. Der U-förmige Zusammenhang der Unfoldingskala mit der 1. Achse ist nur durch den Zusammenhang mit der Zahl der Zustimmungen bestimmt: Respondenten in der Mitte der Präferenzordnung sind durch mehr Zustimmungen ausgezeichnet als Respondenten mit extremerer Position.

Abbildung 4: Achsen der Homogenitätsanalyse und Unfolding der Daten aus Tabelle 4⁵

3 Strukturanalyse des Konstruktes "Ausländerfeindlichkeit"

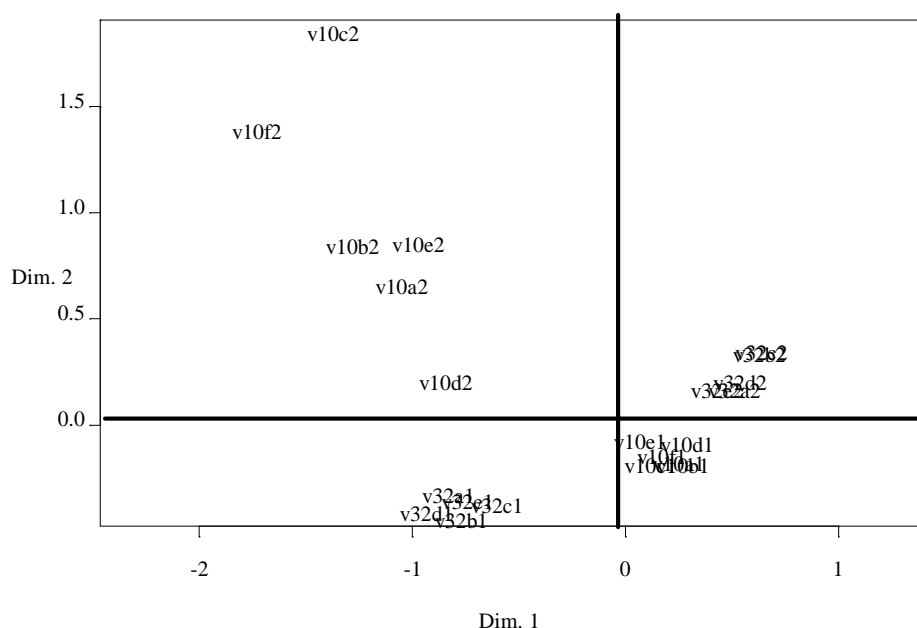
Mit den folgenden Analysen soll das Problem der Dimensionalität am eingangs dargestellten Beispiel der Messung von "Ausländerfeindlichkeit" weiter beleuchtet werden. Von zentralem Interesse ist dabei die Frage, welches Abbildungsverfahren das eindimensional konzipierte und bipolar operationalisierte Konstrukt adäquat abbildet. Dazu werden die Daten dichotomisiert in "Zustimmung" (4 und 5=1) und "Nicht-Zustimmung" (1,2 und 3=0). Damit ist gewährleistet, daß für beide Zugänge dieselben Daten verwendet werden können.

⁵ Identifikationszeichen = Summe der Zustimmungen

3.1 Homogenitätsanalyse der "Ausländerfeindlichkeit"

Die Projektion der 11 dichotomisierten Items in zwei Dimensionen (Abb. 5) zeigt das schon vermutete Ergebnis: in der oberen Hälfte befinden sich die Zustimmungen (2) zu allen Items, wobei die 2. Achse offensichtlich von den Zustimmungen zu den positiv gepolten Items dominiert wird. In der unteren Hälfte sind alle Kategorien 1 (Ablehnung) angesiedelt. Man sieht auch, daß durch nur geringe Rotation des Achsenkreuzes nach links 2 orthogonale Achsen gebildet werden können, die ausschließlich durch die Polung der Items

Abbildung 5: Homogenitätsanalyse des Konstruktes "Ausländerfeindlichkeit"



erklärt werden können. Da hier die Struktur der Lösung im Zentrum des Interesses steht, wird auf die tabellarische Darstellung verzichtet (Die Tabellen können bei den Autoren angefordert werden). Die Eigenwerte der Lösung sind für die ersten beiden Dimensionen 0.317 und 0.120; die Annahme einer 2-dimensionalen Struktur also gerechtfertigt.

3.2 Unfoldinganalyse der "Ausländerfeindlichkeit"

Es ist zu berücksichtigen, daß die Variablen V10c und V10e (vgl. Anhang) nicht in der Analyse aufscheinen, da sie für die Bildung einer J-Skala nicht brauchbar sind. Die Analyse liefert eine plausibel interpretierbare Präferenzordnung der Items von V10f = "Die Ausländer nehmen den Deutschen die Jobs weg" bis zu V32c = "Die Ausländer tragen zum Wohlstand unseres Landes bei" (siehe Tab. 6). Extreme Enden der J-Skala sind also Stimuli, die sich auf die ökonomische Situation beziehen. Die Mitte der Skala wird durch eher

unscharf formulierte Items bezeichnet, wie V10d = "Ausländer sollten nicht die gleichen politischen Rechte haben wie die Deutschen", bzw. V32e = "Im allgemeinen kann man Ausländern trauen". Im wesentlichen ist die Skala durch den ökonomischen Aspekt determiniert und es ist daher auch nicht verwunderlich, daß gerade negativ formulierte Items ohne direkten Bezug dazu, wie V10c und V10e, nicht auf der J-Skala abgebildet werden können. Während Item V10e vermutlich wegen der negativen Formulierung problematisch ist, bringt Item V10c die Ablehnung einer multikulturellen Gesellschaft und damit eine diffuse Überfremdungsfurcht zum Ausdruck. Dieses Item paßt nicht zu einer inhaltlichen Dimension, die vorrangig den ökonomischen Aspekt der Anwesenheit von Ausländern in der Gesellschaft beinhaltet (vgl. auch die großen Ladungen dieser beiden Items auf dem 2. Faktor der Hauptkomponentenanalyse in Tab. 1). Anhand der Itemordnung ist auch die Ordnung der Respondenten auf der Skala festgelegt: **"Je größer der Score, desto ausländerfreundlicher"**.

Tabelle 6: Unfoldingskala der 9 verbleibenden Items des Konstrukts "Ausländerfeindlichkeit"

	P(I)	H(I)	OBS. AND EXP. ERRORS		SD(H)	T(H)
F) V10F	0.09	0.60	199	501.0	0.0467	12.9139
B) V10B	0.17	0.53	387	828.4	0.0336	15.8395
A) V10A	0.20	0.52	427	888.0	0.0322	16.1463
D) V10D	0.26	0.48	484	939.4	0.0319	15.1828
K) V32E	0.63	0.52	503	1042.1	0.0277	18.6507
G) V32A	0.62	0.53	493	1042.0	0.0280	18.8306
J) V32D	0.64	0.54	483	1039.1	0.0291	18.4158
H) V32B	0.56	0.55	454	1019.0	0.0319	17.3831
I) V32C	0.49	0.54	431	938.8	0.0358	15.1103
NIND= 585						
H= 0.53						
T(H)= 25.95						

Tabelle 7 enthält die Diagnosekriterien, die deutlich machen, daß die wesentlichsten Bedingungen für eine Unfoldingskala erfüllt sind.

Tabelle 8 enthält eins der wichtigsten Kriterien zur Beurteilung der Frage, ob wir es mit einer und nur einer Dimension im Sinne des unidimensionalen Unfolding, oder doch mit 2 horizontal aneinandergehängten kumulativen Skalen zu tun haben. Die bedingte Adjacencymatrix kann als grobe Schätzung der "trace-line" (der charakteristischen Kurve) des Zeilenstimulus interpretiert werden und dient auch zu Entscheidung zwischen kumulativen und Ähnlichkeitsdaten (*van Schuur* and *Post*. 1990 : Kap. 8). Man sieht aus dieser Tabelle, daß die Annahme unimodaler tracelines eigentlich nicht gerechtfertigt ist (vgl. hier auch das 2. Beispiel mit künstlichen Daten).

Tabelle 7: Diagnosekriterien (Dominanzmatrix und Adjacencymatrix)**D O M I N A N C E M A T R I X 1**

	F	B	A	D	K	G	J	H	I	
F) V10F	-	4	4	4	7	6	6	7	7	F
B) V10B	12	-	9	8	10	11	11	12	13	B
A) V10A	15	11	-	9	11	12	12	13	14	A
D) V10D	21	17	16	-	13	15	16	17	18	D
K) V32E	61	56	54	50	-	16	15	19	25	K
G) V32A	60	56	55	51	15	-	13	17	23	G
J) V32D	61	58	56	54	15	15	-	16	21	J
H) V32B	54	51	49	46	11	10	8	-	17	H
I) V32C	47	45	43	41	11	10	6	10	-	I
	F	B	A	D	K	G	J	H	I	

A D J A C E N C Y M A T R I X 1

	F	B	A	D	K	G	J	H	I	
F) V10F	-									F
B) V10B	4	-								B
A) V10A	4	8	-							A
D) V10D	5	8	10	-						D
K) V32E	2	7	9	13	-					K
G) V32A	2	5	7	11	47	-				G
J) V32D	2	5	7	10	48	48	-			J
H) V32B	1	4	6	9	44	45	47	-		H
I) V32C	1	4	5	8	38	38	42	38	-	I
	F	B	A	D	K	G	J	H	I	

Tabelle 8: Diagnosekriterien (Bedingte Adjacencymatrix)**C O N D I T I O N A L A D J A C E N C Y M A T R I X 1**

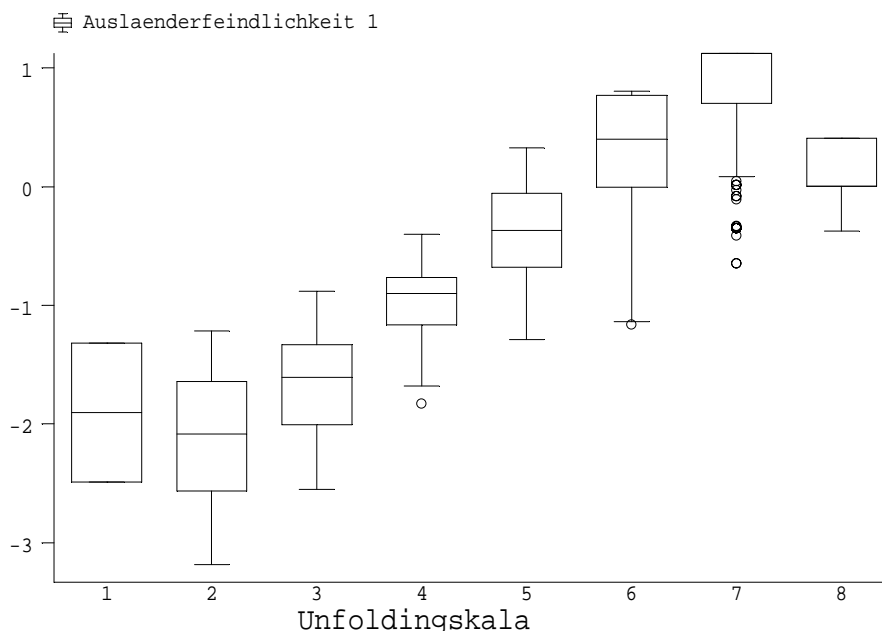
	F	B	A	D	K	G	J	H	I	
F) V10F	-	0.29	0.23	0.20	0.03	0.04	0.04	0.03	0.03	F
B) V10B	0.56	-	0.43	0.34	0.11	0.10	0.09	0.09	0.09	B
A) V10A	0.50	0.49	-	0.40	0.14	0.12	0.12	0.12	0.12	A
D) V10D	0.58	0.51	0.53	-	0.21	0.18	0.16	0.17	0.17	D
K) V32E	0.23	0.42	0.46	0.51	-	0.77	0.76	0.80	0.78	K
G) V32A	0.27	0.35	0.37	0.44	0.75	-	0.77	0.82	0.79	G
J) V32D	0.27	0.35	0.37	0.39	0.76	0.79	-	0.85	0.87	J
H) V32B	0.21	0.28	0.33	0.36	0.70	0.73	0.74	-	0.79	H
I) V32C	0.19	0.25	0.30	0.32	0.60	0.62	0.67	0.70	-	I
	F	B	A	D	K	G	J	H	I	

Bis auf kleine Unregelmäßigkeiten sind die relativen Häufigkeiten immer monoton verteilt, wobei sie für die negativ formulierten Items von links nach rechts monoton abnehmen und für die positiven Items von rechts nach links monoton ansteigen.

3.3 Vergleich zwischen Unfolding und Homogenitätsanalyse

Da die Zahl der Zustimmungen unabhängig von der Polung offenbar eine zentrale Rolle für die Interpretation der Skalen bildet, sollen hier Hauptkomponentenanalyse, Unfoldingskala und diese Größe simultan betrachtet werden. Zu diesem Zweck wird zunächst die 1. Achse der PCA und die Unfoldingskala gegeneinander geplottet (Abb. 6), wobei zur besseren Darstellung des Zusammenhanges Boxplots für jede der 8 Klassen der Unfoldingskala dienen.

Abbildung 6: Dimension 1 der Homogenitätsanalyse gegen die Unfoldingskala



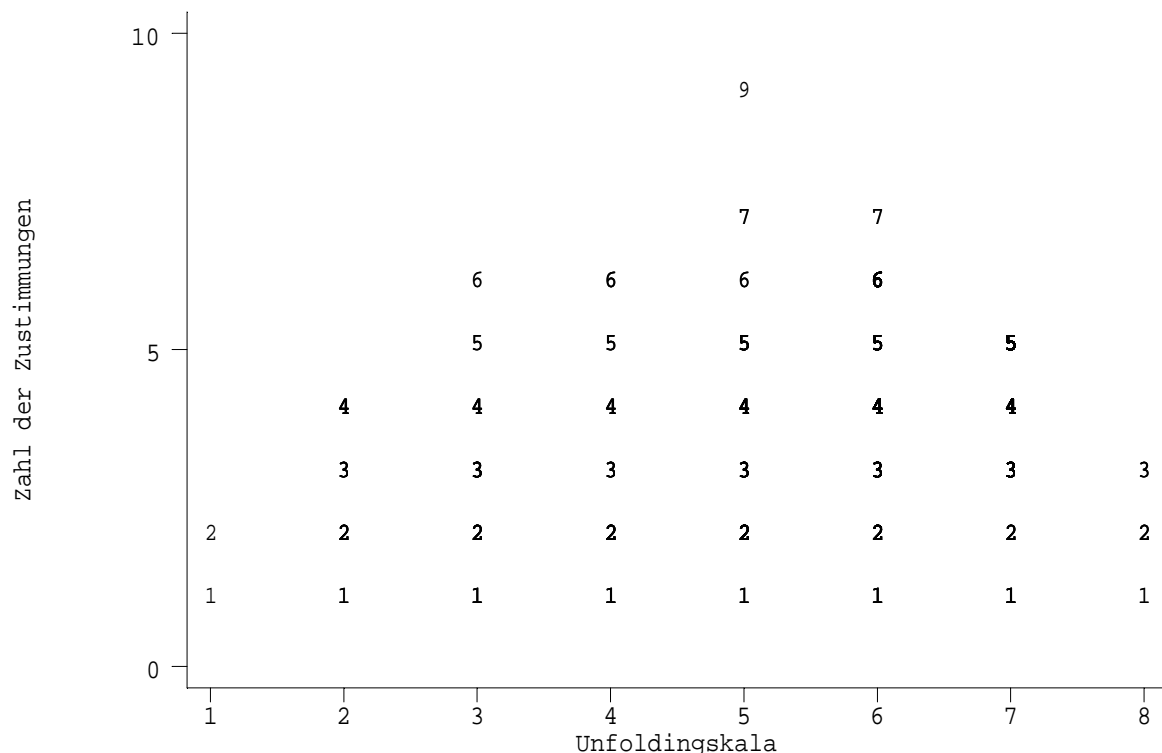
Korreliert man die 1. Achse der Ausländerfeindlichkeit mit der Unfoldingskala, so zeigt sich ein Wert von 0.84; die Graphik zeigt aber einen Zusammenhang in Form einer logistischen Funktion. Dies ist schon für den künstlichen Datensatz zu beobachten gewesen (vgl. Abb. 4a). Man sieht, daß Respondenten mit extremer Lage auf der Unfoldingskala an ähnlicher Stelle der 1. Achse der Hauptkomponentenanalyse zu liegen kommen. Die Mittelwerte der Unfoldingklassen 2-6 liegen aber nahezu auf einer Geraden, so daß im Mittelbereich von einer linearen Beziehung gesprochen werden kann. Die Korrelation der 2. Achse mit der Rangordnung der J-Skala ist gering (**-0.2103**) und es liegt die Vermutung nahe, daß hier wieder eine eindimensionale Ordnung nur in 2 Dimensionen repräsentiert werden kann, wie es schon an den künstlichen Daten gezeigt werden konnte, womit die Annahme, daß die Daten aus einem "ideal point process" stammen, unterstützt wird. Die Verteilung

selbst liefert aber nicht genügend Hinweise für die Interpretation der 2. Achse. Dazu muß auch die Verteilung der Zahl der Zustimmungen im gleichen Raum betrachtet werden. Dies soll anschaulich durch Scatterplots geschehen, wobei die Zahl der Zustimmungen - nach der Häufigkeit gewichtet - als Zeichen im Plot verwendet wird. Die Gewichtung wird durch die Größe des Zeichens im Plot ausgedrückt (siehe *Schnell*. 1994 : Kap. 5).

3.4 Unfoldingskala, 2. Achse der Faktoranalyse und Zahl der Zustimmungen

Es existiert ein schwacher nicht-linearer Zusammenhang zwischen der Zahl an Zustimmungen (unabhängig von der Polung) und der Unfoldingskala (Abb. 7). Es ist einleuchtend, das sich an den extremen Enden der Skala "präzisere" Antwortmuster finden, wobei die Präzision durch die Zahl der Zustimmungen abgebildet wird. In der Mitte der Skala, d.h. im Neutralpunkt der Präferenzordnung, finden sich die unterschiedlichsten Muster mit nahezu jeder möglichen Zahl an Zustimmungen. Im Sinne einer Präferenzordnung sind hier vorwiegend sehr unpräzise antwortende Befragte angesiedelt.

Abbildung 7: Zahl der Zustimmungen in den Klassen der Unfoldingskala



Erst der Zusammenhang aller 3 Kenngrößen liefert letztlich die Kriterien für die Vermutung, daß die 2. Achse nicht als Inkonsistenzachse zu interpretieren ist. Wie schon ausgeführt sind an den "Rändern" der Unfoldingskala die präziser Antwortenden (d.h. weniger Items zustimmenden) Respondenten zu finden. Die Mitte (3 und 4) wird durch Respon-

denen gekennzeichnet, deren Präferenzbreite wesentlich größer ist (Abb. 8). Man findet hier aber auch Befragte, die mit großer Präzision auf der Unfoldingskala zu verorten sind (eine oder nur 2 Zustimmungen), wobei wieder der Gradient über die 2. Achse der PCA sichtbar wird: Je mehr Zustimmungen, desto größer wird der entsprechende Objektscore (Abb. 9). Die 2. Achse bildet also so etwas wie die Präzision eines Respondenten bei der Einordnung in eine J-Skala ab, nicht aber eine Zustimmung- oder Ablehnungstendenz (vgl. Abb. 8). Dieses Ergebnis verweist wiederum auf die zu Anfang dieser Arbeit erwähnte Interpretation dieser Achse als Intensitätsachse (*Foa* 1950; *Guttman* 1947, 1954a, 1954b; *Guttman* and *Suchman* 1947) Diese Interpretation ist sinnvoll, wenn die Zahl der Zustimmungen nicht im kumulativen Sinne, sondern im Sinne der Abbildungs- (Antwort)präzision verstanden wird. Gerade der Begriff der Abbildungspräzision verweist aber auf ein Problem, das im nächsten Abschnitt behandelt werden muß.

Abbildung 8: Dimension 2 der Homogenitätsanalyse gegen die Unfoldingskala⁶

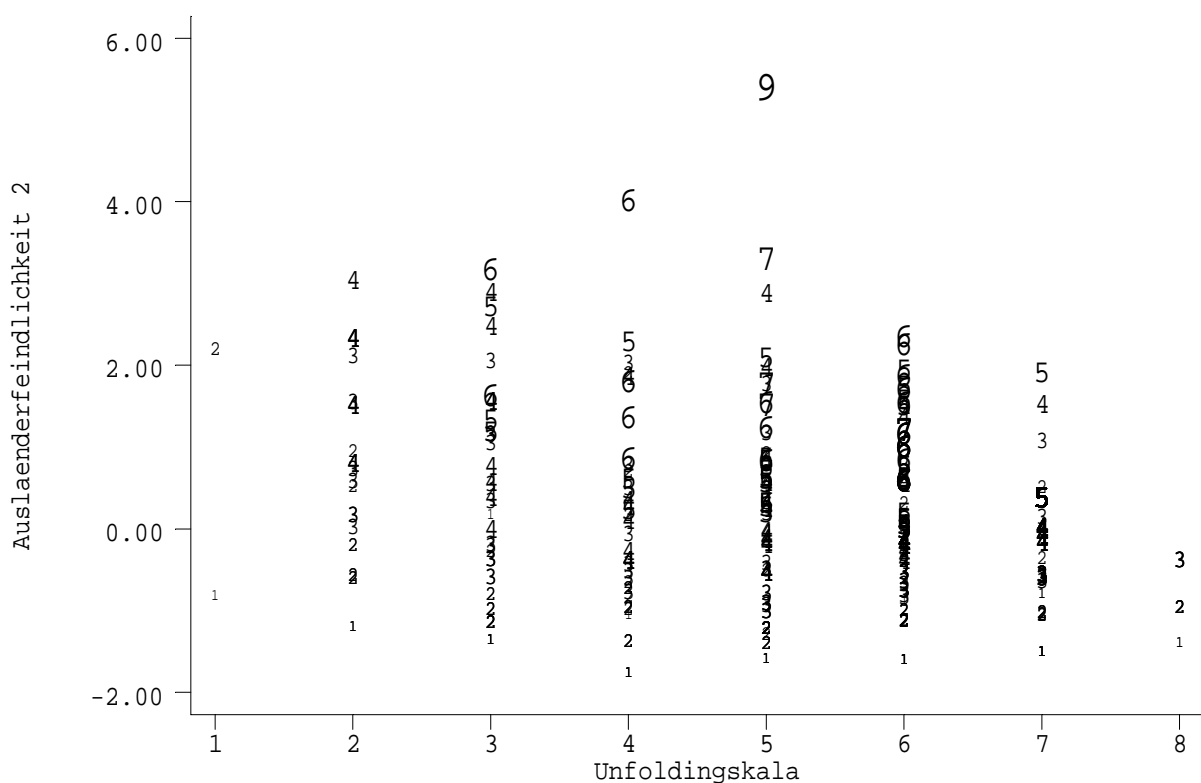
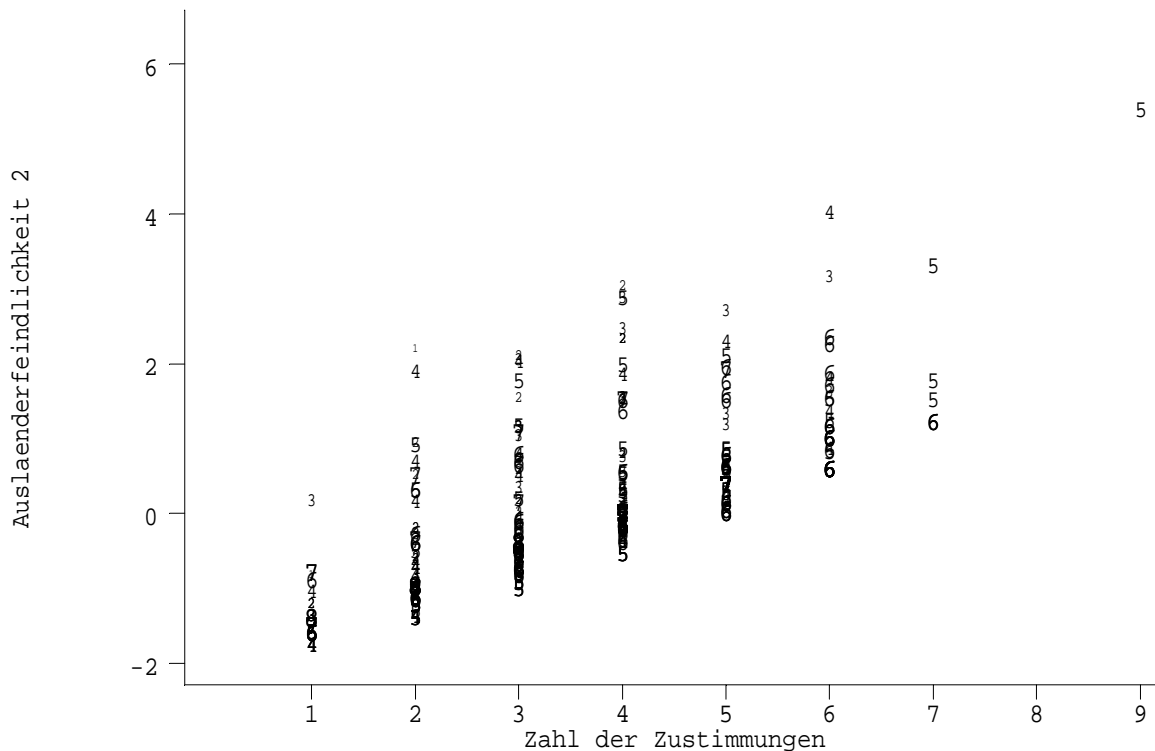


Abb. 9 zeigt den nahezu linearen Zusammenhang zwischen 2. Achse und der Zahl der Zustimmungen. An dieser Stelle sei noch einmal auf die künstlichen Beispiele von Tabelle 2 bzw. 3 zurückverwiesen, weil dort für die Ähnlichkeitsdaten entweder 2 oder 5 Zustimmungen für alle Beobachtungen invariant vorgegeben waren.

⁶ Identifikationszeichen = Zahl der Zustimmungen; Größe des Zeichens ist proportional zur Häufigkeit.

Abbildung 9: Dimension 2 der Homogenitätsanalyse gegen die Zahl der Zustimmungen⁷

3.5 Beurteilung der Präzision durch Inspektion der Antwortmuster

Die Interpretation der J-Skala kann durch die Inspektion der Antwortmuster bedeutend erleichtert werden. Die inhaltliche Beurteilung liefert dabei vor allem Hinweise, inwieweit die Abbildung des Konstruktes als Präferenzskala gerechtfertigt ist. Daher werden im folgenden für jede Stufe der Unfoldingskala ausgewählte Antwortmuster dargestellt (Tab. 9).

Zunächst erscheint es durchaus einsichtig, daß Respondenten mit extremer Position auf der Unfoldingskala auch extrem positionierten Items zustimmen. Die an diesen Stellen beobachtbaren Muster sind auch ähnlich, einfach weil die hier lokalisierten Befragten nur wenigen Items überhaupt zustimmen. In der Mitte der Skala sind naturgemäß Befragte mit unterschiedlicher Zahl an Zustimmungen zu verzeichnen. Beispielhaft finden wir einen Respondenten auf der 4. Stufe, der ausschließlich dem Item V10d zustimmt. Dieser liegt an der gleichen Stelle wie eine Person, die 6 Items zustimmt. Im Sinne des "ideal point process" ist diese Anordnung notwendig, weil im ersten Falle ein äußerst "präzises" Antwortverhalten vorliegt (die Person präferiert ein einziges Item!), wodurch sie an derselben Stelle wie der Stimulus verortet wird. Es lassen sich noch weitere (hier aus Platzgründen nicht aufgeführte) Muster finden, die zwar an gleichen Stellen der Unfoldingskala liegen,

⁷ Identifikationszeichen = Lage auf der Unfoldingskala; Größe des Zeichens ist proportional zur Häufigkeit.

aber nicht unbedingt zu einer ähnlichen inhaltlichen Interpretation veranlassen. Man kann sich daher berechtigt die Frage stellen, ob die gewonnenen Daten tatsächlich aus einem "ideal point process" stammen und damit die Abbildung auf eine Unfoldingskala adäquat ist, oder ob die negativ und positiv gepolten Variablen im Sinne der Hauptkomponentenanalyse 2 (möglicherweise korrelierte) Dimensionen aufmachen.

Tabelle 9: Ausgewählte Antwortmuster auf der Präferenzskala (j-scale)

	V10f	V10b	V10a	V10d	V32e	V32a	V32d	V32b	V32c
1	ja ja	nein ja	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein
2	ja ja	ja nein	ja ja	ja nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein
3	nein nein ja	ja nein ja	nein ja ja	ja nein ja	ja nein nein	nein nein ja	nein nein ja	nein nein nein	nein nein nein
4	ja nein	ja nein	nein nein	nein ja	ja nein	ja nein	ja nein	ja nein	nein nein
5	nein nein	ja nein	ja nein	nein nein	ja ja	ja ja	ja nein	ja nein	nein nein
6	nein nein	nein nein	ja nein	nein nein	ja ja	ja ja	ja ja	ja ja	ja nein
7	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	ja nein	ja ja	ja ja	ja nein	ja ja
8	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein nein	nein ja	ja ja	nein ja

4 Diskussion

In den vorangegangenen Abschnitten sind für entgegengesetzt gepolte Items die Ergebnisse von Projektionsverfahren unter der Annahme monotoner sowie eingipfelter Item-Charakteristiken ausführlich dargestellt und verglichen worden. Im Vordergrund stand das viel diskutierte Phänomen der „überzähligen“ Dimension. „Überzählig“ heißt dabei, daß das üblicherweise verwendete Projektionsverfahren (Hauptkomponentenanalyse) nicht die gewünschte eindimensionale Struktur liefert, sondern wenigstens eine (statistisch relevante) Achse mehr. Diese Achse verleitet zu verschiedenartigsten Interpretationen, weil die Ladungen auf der „überzähligen“ Achse das Vorzeichen der entgegengesetzt gepolten Items nicht berücksichtigen. Wird eine Rotation (meist Varimax) vorgenommen, so zeigt sich fast immer, daß die beiden - entgegengesetzt gepolten - Itemgruppen auf unabhängigen Dimensionen abgebildet werden. Dieses Phänomen widerspricht vollständig den theoretischen Annahmen über die Eindimensionalität des bipolaren Konstrukts und wird daher als höchst unerwünschtes Resultat betrachtet.

Es konnte gezeigt werden, daß die Mehrdimensionalität der Abbildung das Resultat eines ganz spezifischen Datengenerierungsprozesses (Präferenz von Items, die der eigenen Position ähnlich sind) ist, der sowohl bei Auswahl Daten als auch bei entgegengesetzt gepolten Items zum Tragen kommt und zu Ähnlichkeitsdaten im Gegensatz zu Dominanzdaten führt. Bei Ähnlichkeitsdaten ist der Einsatz von Unfolding-Modellen im Gegensatz zu Hauptkomponenten-Modellen wünschenswert. An einem Beispiel mit künstlichen Daten konnte gezeigt werden, daß die durch entgegengesetzt gepolte Items entstehende Parallelogramm-Struktur der Daten durchaus aus zwei aneinander gehängten, umgekehrten „Dreiecken“ bestehen kann, d.h. daß die jeweils gleichsinnig gepolten Variablen in sich als Dominanzdatum angesehen werden können. Wie die diagnostischen Kriterien zur Beurteilung der Faltungsskala zeigten, mußte diese Annahme auch im empirischen Beispiel beibehalten werden. Die charakteristischen Kurven aller Items sind monoton, wenngleich in Abhängigkeit von der Itempolung entgegengesetzt gerichtet. Dieser Befund widerspricht jedoch der Annahme, daß die Daten aus einem „ideal point process“ stammen und der Einsatz eines „Unfoldingmodells“ zur eindimensionalen Abbildung gerechtfertigt ist. Mit der Akzeptanz eines derartigen Modells steht oder fällt aber auch die Interpretationsmöglichkeit für die beiden Achsen einer Hauptkomponentenanalyse.

Durch den Vergleich zwischen Unfoldinganalyse und Hauptkomponentenanalyse ließ sich zeigen, daß die Präzision des Antwortverhaltens (die Zahl der Zustimmungen unabhängig von der Polung der Items) auf eine ganz bestimmte Weise durch die Hauptkomponentenanalyse repräsentiert ist. Die zweite Achse der Hauptkomponentenanalyse ist eindeutig mit der Zahl der Zustimmungen verknüpft. Es ist einleuchtend, daß dieser Zusammenhang von der Variation der Zahl der Zustimmungen abhängt. Daher war dieser Zusammenhang für das künstliche Beispiel in Tabelle 3 (pick 5/10) auch nicht beobachtbar, weil die Zahl der Zustimmungen in diesem Beispiel durch die Anweisung festgelegt ist. Des weiteren ist die Repräsentation der Beobachtungen auf der ersten Achse der Hauptkomponentenanalyse und auf der Präferenzordnungsskala identisch, so daß sich unmittelbar die Frage nach dem tatsächlichen Unterschied der beiden Abbildungsverfahren stellen muß. Dieser Unterschied wird am zweiten künstlichen Datenbeispiel deutlich, in dem der Zusammenhang zwischen der Zahl der Zustimmungen und (in diesem Fall der ersten Achse) der Hauptkomponentenanalyse dargestellt wird. An diesem Beispiel kann die grundsätzlich inadäquate Abbildung der auf einer Unfolding-Skala an Extrempositionen befindlichen Antwortmuster durch die „überzählige“ Achse der Hauptkomponentenanalyse aufgezeigt werden.

Zusammenfassend können wir feststellen: Wenn das Unfoldingmodell gültig ist und man gleichzeitig den Zusammenhang zwischen der Zahl der Zustimmungen (unabhängig von der Polung) und einer der beiden Achsen (zumeist der zweiten Achse) der Hauptkomponentenanalyse beobachtet, dann ergibt sich, daß die „überzählige“ Achse keinesfalls die Inkonsistenz des Antwortverhaltens abbildet. Sie ist vielmehr (durchaus im Sinne *Guttman's*)

als Intensitäts-, beziehungsweise Präzisionsachse zu bezeichnen. Es besteht ein linearer Zusammenhang zwischen der Präzisionsachse und der Zahl der Zustimmungen (in dem Sinne, daß mit zunehmender Zahl an Zustimmungen die Präzision geringer wird) (Abb. 9). Dagegen besteht ein nichtlinearer Zusammenhang zwischen der Faltungsskala und der Präzisionsachse, wobei aus Abb. 8 ersichtlich ist, daß die Zahl der Zustimmungen im mittleren Bereich der Faltungsskala am größten ist. Dieser nichtlineare Zusammenhang ist deshalb zu erwarten, weil Respondenten an extremen Enden der J-Skala normalerweise eine „intensivere“ Einstellung zum Gegenstand (niedriger Wert auf der Präzisionsachse=hohe Präzision) aufweisen und aus diesem Grunde einer geringeren Anzahl an Stimuli ihre Zustimmung geben, als Respondenten, die sich in der Mitte, also am „Neutralpunkt“ der Unfolding-Skala befinden. Damit ist impliziert, daß die Einstellungsdimension nicht für alle Respondenten die gleiche Bedeutung hat. Daß Respondenten im Neutralpunkt der J-Skala mit einer großen Zahl an Zustimmungen antworten, ist u.E. nicht als Inkonsistenz, sondern als Indifferenz anzusehen. Die vorgegebenen Stimuli sind für Respondenten, die im Mittelbereich der Skala mit vielen Zustimmungen antworten, „zu schwach“, um eine explizite Position im Sinne präziser Antworten zu beziehen. Im Sinne eines „ideal point“ Prozesses, der beim Datentypus der Präferenzdaten angenommen wird, weisen diese „neutralen“ Respondenten eine größere „Toleranzbreite“ gegenüber den vorgegebenen Stimuli (Items) auf als Respondenten, die an den Extrempunkten der Skala lokalisiert sind und nur ganz wenigen Items zustimmen können. Zur Verdeutlichung dieser Interpretation ist hier nochmals Abb. 8 heranzuziehen: die Größe des Codes spiegelt die Häufigkeit, mit der eine bestimmte Anzahl an Zustimmungen auftritt. Die „9“ in Abb. 8 steht für häufiges Auftreten von 9 zustimmenden Antworten und hat gleichzeitig einen hohen Wert auf der „überzähligen“ Achse der Hauptkomponentenanalyse (hoher Wert=geringe Intensität bzw. geringe Präzision). Damit handelt es sich bei Respondenten mit vielen Zustimmungen nicht um die neutralen Respondenten, da diese im mittleren Bereich der Unfoldingskala und gleichzeitig im unteren Bereich der „überzähligen“ Achse angesiedelt sind, was an der geringen Häufigkeit einer kleinen Zahl an Zustimmungen deutlich wird. Dagegen wird bei Respondenten, die eine große Zahl an Zustimmungen und gleichzeitig eine geringe Präzision (2. Achse) haben, im Sinne einer Einstellung nichts gemessen, was anschaulich aus Abb. 8 hervorgeht. **Wo jedoch nichts gemessen wird, kann auch keine Inkonsistenz festgestellt werden.** Angemessen ist hier lediglich die Feststellung, daß bei der Personengruppe mit großer Zahl an Zustimmungen und geringer Präzision das Antwortartefakt „Zustimmung“ gemessen wird. Dies aufzuzeigen war unser zentrales Anliegen.

Welche Schlußfolgerungen lassen sich nun für das vorgestellte empirische Beispiel ziehen? Die S-förmige Relation zwischen der ersten (inhaltlich relevanten) Achse der Hauptkomponentenanalyse und der Faltungsskala bleibt Gegenstand weiterführender Überlegungen, weil Respondenten mit präzisiertem Antwortverhalten am unteren sowie oberen Ende der Faltungsskala durch die erste Hauptkomponente an relativ ähnlichen Stellen abgebildet

werden (Abb. 7). Die Inspektion ausgewählter Antwortmuster an verschiedenen Stellen der Faltungsskala zeigt (Tab. 9), daß extrem positionierte Personen auch immer präzise antworten, d.h. durch wenige (mitunter eine einzige) Zustimmungen gekennzeichnet sind. Das bedeutet aber gleichzeitig, daß die Befragten durch ihre Zahl an Ablehnungen sehr ähnlich sind (ein Phänomen, das aus der für die Homogenitätsanalyse spezifischen Codierung (vgl. in Abschnitt 2.2.1 die Ausführungen über „complete coding“) resultiert). Diese Art der Ähnlichkeit ist jedoch für die Anordnung auf einer Präferenzskala nicht relevant.

Mit der vorliegenden Arbeit konnten wir zeigen, daß im Falle entgegengesetzt gepolter Items immer der Datenerzeugungsprozeß näher untersucht werden sollte, weil man sonst Gefahr läuft, die Item-Gruppen als unterschiedliche Dimensionen eines eindimensional konzipierten Konstrukts anzusehen, oder die zweite Achse einer unrotierten Hauptkomponentenanalyse inadäquat zu interpretieren. Diese Gefahr besteht gerade dann, wenn man sich den Datensatz als zwei horizontal aneinander gehängte kumulative Skalen (Dominanzdaten) vorzustellen hat. In diesem Falle hat man es zwar mit monotonen Item-Charakteristiken zu tun, die für jede Itemgruppe (positiv bzw. negativ formulierte Items) in eine andere Richtung weisen, doch scheint hier die Methode der Entfaltung und die Abbildung von Respondenten und Variablen auf einer gemeinsamen Skala die latente Dimension adäquat abzubilden. Weitere Überlegungen und Untersuchungen, vor allem formaler Natur, zu diesem Problem sind allerdings von Nöten.

Anhang

Ausländerfeindlichkeit			
	negativ formulierte Items		positiv formulierte Items
10 A	Ausländer kommen nur deshalb hierher, um von unserem System sozialer Sicherheit zu profitieren.	32 A	Wir sollten die Ausländer, die hierher kommen, um hier zu leben, freundlich willkommen heißen.
10 B	Wenn die Arbeitslosigkeit steigt, sollten die Ausländer wieder in ihre Heimat zurückgeschickt werden.	32 B	Auch wenn die Arbeitslosigkeit steigt, sollten die Ausländer hierbleiben können.
10 C	Die Ausländer sind eine Bedrohung für unsere Kultur und unsere Bräuche.	32 C	Die Ausländer tragen zum Wohlstand unseres Landes bei.
10 D	Die Ausländer sollten nicht dieselben politischen Rechte haben wie die Deutschen.	32 D	Die Anwesenheit von Ausländern bereichert unsere Gesellschaft.
10 E	Im allgemeinen kann man Ausländern nicht trauen.	32 E	Im allgemeinen kann man Ausländern trauen.
10 F	Die Ausländer nehmen den Deutschen die Jobs weg.		

Literaturliste

- Bekker, P.** and **De Leeuw, J.** (1988). Relations Between Variants of Non-Linear Principal Component Analysis. In **J.L.A. Van Rijckevorsel** and **J. De Leeuw** (Eds.), *Component and Correspondence Analysis*. (pp. 1-31). Chichester, New York Brisbane: Wiley.
- Blalock, H.M.** (1971). *Causal Models in the Social Sciences*. Chicago, IL: Aldine Press.
- Bollen, K.A.** (1984). Multiple Indicators: Internal Consistency or no Necessary Relationship ? *Quality and Quantity*, 18:377-385.
- Bollen, K.A.** and **Lennox, R.** (1991). Conventional Wisdom on Measurement: A Structural Equation Perspective. *Psychological Bulletin*, 110: (2). 305-314.
- Cliff, N., Collins, L.M., Zarkin, J., Gallipeau, D.** and **McCormick, D.J.** (1988). An Ordinal Scaling Method for Questionnaire and Other Ordinal Data. *Applied Psychological Measurement*, 12: (1). 83-97.
- Coombs, C.H.** (1964). *A Theory of Data*. New York, London, Sidney: Wiley.
- Coombs, C.H.** (1975). A Note on the Relation Between the Vector Model and the Unfolding Model for Preferences. *Psychometrika*, 40: (1). 115-116.
- Coombs, C.H.** and **Kao, R.C.** (1960). On a Connection Between Factor Analysis and Multidimensional Unfolding. *Psychometrika*, 25: (3). 219-231.
- Coombs, C.H.** and **Smith, J.E.K.** (1973). On the Detection of Structure in Attitudes and Developmental Processes. *Psychological Review*, 80: (5). 337-351.
- Davison, M.L.** (1977). On a Metric, Unidimensional Unfolding Model for Attitudinal and Developmental Data. *Psychometrika*, 42: (4). 523-548.
- Eckart, C.** and **Young, G.** (1936). The Approximation of One Matrix by Another of Lower Rank. *Psychometrika*, 1: (3). 211-218.
- Foa, U.G.** (1950). Scale and Intensity Analysis in Opinion Research. *International Journal of Opinion and Attitude Research*, 4:192-208.
- Gifi, A.** (1990). *Nonlinear Multivariate Analysis*. Chichester, New York, Brisbane: Wiley.
- Greenacre, M.J.** (1984). *Theory and Applications of Correspondence Analysis*. London, Orlando, San Diego, New York u.a.O.: Academic Press.
- Guttman, L.** (1947). The Cornell Technique for Scale and Intensity Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 7:247-279.
- Guttman, L.** (1954a). A New Approach to Factor Analysis: The Radex. In **P.F. Lazarsfeld** (Ed.), *Mathematical Thinking in the Social Sciences*. (pp. 258-348). Glencoe, Illinois: The Free Press.
- Guttman, L.** (1954b). The Principal Components of Scalable Attitudes. In **P.F. Lazarsfeld** (Ed.), *Mathematical Thinking in the Social Sciences*. (pp. 216-257). Glencoe, Illinois: The Free Press.
- Guttman, L.** and **Suchman, E.A.** (1947). Intensity and a Zero Point for Attitude Analysis. *American Sociological Review*, XII:57-67.
- Heiser, W.J.** (1981). Unfolding Model of Proximity Data. University of Leiden;
- Heiser, W.J.** (1985). *Undesired Nonlinearities in Nonlinear Multivariate Analysis*. Leiden: University of Leiden; Departement of Datatheory.
- Heiser, W.J.** and **Meulmann, J.J.** (1994). Homogeneity Analysis: Exploring the Distribution of Variables and Their Nonlinear Relationships. In **M. Greenacre** and **J. Blasius** (Eds.), *Correspondence Analysis in the Social Sciences: Recent Developments and Applications*. (pp. 179-209). London San Diego u.a.O.: Academic Press.
- Hill, M.O.** (1973). Reciprocal Averaging: An Eigenvector Method of Ordination. *Journal of Ecology*, 61:237-251.
- Hill, M.O.** (1974). Correspondence Analysis: A Neglected Multivariate Method. *Applied Statistics*, 23: (3). 340-354.
- Hojtink, H.** (1991). The Measurement of Latent Traits by Proximity Items. *Applied Psychological Measurement*, 15: (2). 153-169.

- Hooijtink, H.** and **Molenaar, I.** (1994). An Item Response Model With Single Peaked Item Characteristic Curves: The PARELLA Model. *Quality and Quantity*, 28: 99-116.
- Horst, P.** (1935). Measuring Complex Attitudes. *Journal of Social Psychology*, 6:369-374.
- Hotelling, H.** (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components. *Journal of Educational Psychology*, 14:417-441.
- Kendall, D.G.** (1971). Seriation from Abundance Matrices. In **F.R. Hodson** (Ed.), *Mathematics of the Archeological and Historical Sciences*. Edinburgh: Edinburgh University Press.
- MacCallum, R.C.** and **Browne, M.W.** (1993). The Use of Causal Indicators in Covariance Structure Models: Some Practical Issues. *Psychological Bulletin*, 114: (3). 533-541.
- Nishisato, S.** (1980). *Analysis of Categorical Data: Dual Scaling and its Applications*. Toronto, Canada: University of Toronto Press.
- Nishisato, S.** (1994). *Elements of Dual Scaling: An Introduction to Practical Data Analysis*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Nishisato, S.** (1996). Gleaning in the Field of Dual Scaling. *Psychometrika*, 61: (4). 559-599.
- Post, W.J.** (1992). *Nonparametric Unfolding Models*. Leiden: DSWO Press.
- Richardson, M.W.** and **Kuder, G.P.** (1933). Making a Rating Scala that Measures. *Personnel Journal*, 12:36-40.
- Roberts, J.S.** and **Laughlin, J.E.** (1996). A Unidimensional Item Response Model for Unfolding Responses From a Graded Disagree-Agree Response Scale. *Applied Psychological Measurement*, 20: (3). 231-255.
- Rost, J.** (1996). *Testtheorie Testkonstruktion*. Bern: Hans Huber.
- Rostampour P.** (1998). Die Zustimmung- und Ablehnungstendenzen im Zusammenhang mit der Itemrichtung: positiv vs. negativ formulierte Items. *ZA- Information*, 42: 148-169.
- Schnell, R.** (1994). *Graphisch gestützte Datenanalyse*. München Wien: Oldenbourg.
- Schriever, B.F.** (1983). Scaling of Order Dependent Categorical Variables with Correspondence Analysis. *International Statistical Review*, 51:225-238.
- Schriever, B.F.** (1985). Order Dependence. Free University of Amsterdam;
- Sjöberg, L.** and **Perrson, E.** (1979). The Measurement of Mood. *Scandinavian Journal of Psychology*, 20:1-18.
- Thurstone, L.L.** (1928). Attitudes Can Be Measured. *American Journal of Sociology*, 33:529-554.
- Thurstone, L.L.** (1931). The Measurement of Social Attitudes. *Journal of Abnormal and Social Psychology*, 26:249-269.
- Tucker, L.R.** and **Messick, S.J.** (1963). Individual Difference Model for Multidimensional Scaling. *Psychometrika*, 28:333-367.
- van de Geer, J.P.** (1993a). *Multivariate Analysis of Categorical Data: Applications*. Newbury Park London New Delhi: Sage Publications.
- van de Geer, J.P.** (1993b). *Multivariate Analysis of Categorical Data: Theory*. Newbury Park London New Delhi: Sage Publications.
- van Rijckevorsel, J.L.A.** (1987). *The Application of Fuzzy Coding and Horseshoes in Multiple Correspondence Analysis*. Leiden: DSWO Press.
- van Schuur, W.H.** (1993). Nonparametrical Unidimensional Unfolding for Multicategory Data. *Political Analysis*, 4:41-74.
- van Schuur, W.H.** (1997). Intrinsic and Extrinsic Work Values as a Single Unfolding Scale. In **J. Rost** and **R. Langeheine** (Eds.), *Applications of Latent Trait and Latent Class Models in the Social Sciences*. (pp. 163-171). Münster New York München Berlin: Waxmann.
- van Schuur, W.H.** and **Kiers, A.L.H.** (1994). Why Factor Analysis is Often the Incorrect Model for Analyzing Bipolar Concepts, and What Model to use Instead. *Applied Psychological Measurement*, 18: (2). 97-110.
- van Schuur, W.H.** and **Kruijtbosch, M.** (1995). Measuring Subjective Well- Being: Unfolding the Bradburn Affect Balance Scale. *Social Indicators Research*, 36:49-74.
- van Schuur, W.H.** and **Post, W.J.** (1990). *MUDFOLD User's Manual Version 2.0*. Groningen: iec ProGAMMA.